

УДК 004.89:004.93

С. Г. Антощук, д-р техн. наук,
А. А. Николенко, канд. техн. наук,
Тьен Т. К. Нгуен

ИНФОРМАЦИОННАЯ ТЕХНОЛОГИЯ ЛОКАЛИЗАЦИИ ТЕКСТОВЫХ ОБЛАСТЕЙ НА СЛОЖНОМ ФОНЕ

***Аннотация.** Разработана информационная технология локализации текста на изображении со сложным фоном. В основе разработанной информационной технологии лежит предложенный авторами метод локализации текстовых областей на изображениях со сложным фоном на базе сверточной нейронной сети с учетом многомасштабного разложения изображения по вейвлет-базису и обучением на основе вероятностной модели символов. Применение информационной технологии позволило повысить точность и помехоустойчивость локализации текстовых областей.*

***Ключевые слова:** изображения, информационная технология, локализация текста, сверточная нейронная сеть*

S. Antoshchuk, ScD.,
A. Nikolenko, PhD.,
Tien T. K. Nguyen

INFORMATION TECHNOLOGY OF TEXT AREAS LOCALIZATION ON A COMPLEX BACKGROUND

***Abstract.** The information technology of text areas localization in the image with a complex background has been developed. The suggested by the authors' method of text areas localization in images with complex background, based on convolutional neural network, is a basis of proposed information technology. The method takes into account the image's multi-scale decomposition on wavelet basis and training on basis of a characters probabilistic model. The information technology using will improve accuracy and robustness of text areas localization*

***Keywords:** images, information technology, text localization, convolutional neural network*

С. Г. Антощук, д-р техн. наук,
А. О. Николенко, канд. техн. наук
Тьен Т. К. Нгуен

ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ЛОКАЛІЗАЦІЇ ТЕКСТОВИХ ОБЛАСТЕЙ НА СКЛАДНОМУ ФОНІ

***Анотація.** Розроблено інформаційну технологію локалізації тексту на зображенні зі складним фоном. В основі розробленої інформаційної технології лежить запропонований авторами метод локалізації текстових областей на зображеннях зі складним фоном на базі згорткової нейронної мережі з урахуванням багатомасштабного розкладання зображення по вейвлет-базису і навчанням на основі ймовірнісної моделі символів. Застосування інформаційної технології дозволило підвищити точність і завадостійкість локалізації текстових областей.*

***Ключові слова:** зображення, інформаційна технологія, локалізація тексту, згорткова нейронна мережа*

Введение. Одной из задач, решаемой системами искусственного интеллекта в области компьютерного зрения, является задача распознавания текста на изображениях. Эта задача возникает при автоматизации документооборота, введении паспортно-визовой информации, учета движущегося транспорта, идентификации изделий, поиска текстовой информации в мультимедийных коллекциях и т.п. Для таких приложений при обработке постоянно возрастающих объемов информации актуальной является разработка

прикладных информационных технологий (ИТ) распознавания текста на сложном фоне, в состав которых, как правило, входят ИТ локализации текстовых областей на сложном фоне (ИТЛТО) и ИТ распознавания. Следует отметить, что эффективность ИТ распознавания текста на сложном фоне во многом зависит от качества решения задачи локализации, которое зависит от фона, освещения, положения текста по отношению к камере и других искажающих факторов. Существующие на данный момент информационные технологии локализации и распознавания текста ориентированы на «идеальные условия», в которых однотонный текст расположен на почти однотонном контраст-

© Антощук С.Г., Николенко А.А.,
Нгуен Тьен Т.К., 2014

ном фоне. Несмотря на то, что такие изображения могут содержать нетекстовую информацию, например, рисунки, графики, ее локализация не вызывает особых проблем. Но в случае, когда текст на изображениях не отделен от прочей информации явно, а является частью этой информации (текст на рекламных щитах, номера домов, надписи на одежде, автомобилях и т.п.), при решении задачи локализации возникают трудности.

Целью статьи является разработка информационной технологии локализации текстовых областей на изображениях со сложным фоном, что является актуальным.

Анализ литературных данных и постановка проблемы. Проведен анализ методов локализации текстовых областей на неоднородном фоне. Для решения этой задачи существует множество методов на основе корреляции, контурной и текстурной сегментации, преобразования Фурье, вейвлет-преобразования, использующих различные классификаторы, в том числе и нейронные сети [1 – 14]. Ряд авторов рекомендует метод локализации на основе алгоритма SWT (stroke-width transformation) [3], который предполагает, что толщина штриха для букв на изображении постоянна, однако этот алгоритм требует дополнительных вычислительных затрат для борьбы с ошибками на углах. В работе [4] авторы предполагают, что вероятность наличия текста на не подходящем фоне (на травяном покрове, на небе и т.д.) – низкая и предлагают для локализации текста анализировать фон, на котором находится текстовая область (ТО). Предположение не всегда оправдывается, что снижает качество локализации ТО. Ряд работ предлагает использовать известные методы точечной обработки (SURF, FAST) в комбинации с различными классификаторами [5, 6, 7]. В работе [8] предложена локализация ТО на основе модели текстовой строки без учета пространственных связей между строками в изображениях символов, что ухудшает результат локализации.

В работах [9 – 14] предложен метод локализации ТО на изображениях со сложным фоном на базе сверточной нейронной сети (СНС), которая по сравнению с классическими нейронными сетями обладает следующими преимуществами: учетом пространственной

структуры изображения, снижением сложности архитектуры и обучения, устойчивостью к искажениям символов. Разработанная ИТ основана на использовании этого метода.

Информационная технология локализации ТО. Обобщенная структура ИТЛО представлена на рис. 1. Информационная технология локализации текстовых областей на сложном фоне включают ряд процедур, объединенных в два этапа: Первый – подготовительный (обучающий) и второй – основной (локализация ТО).

Первый этап

Подготовительный этап включает процедуры:

- формирование вероятностной модели символов в ТО;
- генерирование текстовых областей, формирование обучающей выборки для СНС.

Вероятностная модель символов (ВМС) [14], позволяет сформировать обучающую выборку требуемого объема и задается в виде кортежа

$$S = \{\mathbf{H}, \mathbf{Wh}, \mathbf{P}\}, \quad (1)$$

где \mathbf{H} – множество возможных значений высоты h текстового символа (в пикселях), \mathbf{Wh} – множество возможных значений ширины wh текстового символа (в пикселях), \mathbf{P} – множество матриц $\{\mathbf{p}\}$, соответствующих вероятности появления информационного пикселя в изображениях символа текста размерами $h \times wh$, $h \in \mathbf{H}$, $wh \in \mathbf{Wh}$.

В модели учитывается разбиение символов на четыре группы в зависимости от соотношения их размеров (например, a , s – символы первой группы, k , h – символы второй группы, u , g – символы третьей группы, j – символ четвертой группы).

Для каждой группы символов определены параметры модели (1). Для получения матрицы \mathbf{p} из множества \mathbf{P} для каждой группы символов определяется вероятность появления информационного пикселя в каждой точке изображения $p_{i,j} = n_{i,j} / N_{gr}$,

где $n_{i,j}$ – количество информационных пикселей во всех изображениях символов группы, занимающих позицию с координатами (i, j) , N_{gr} – количество символов в группе [14].



Рис. 1. Обобщенная структура ИТЛТО

В ходе первого этапа получена база вероятностных моделей символов, которая используется для создания изображений псевдосимволов при формировании обучающей выборки. Изображение символов – бинарное, информативный пиксель (ИП) имеет белый цвет (значение пикселей равно 1), а фоновый пиксель (ФП) – черный (значение пикселей равно 0).

В режиме обучения с помощью предложенной ВМС формируется множество изображений псевдосимволов в соответствии со следующим алгоритмом:

Шаг 1. Проводится выбор номера группы ($i = 1, \dots, 4$) и инициализация размеров псевдосимвола (высоты h_i , и ширины Wh_{ij}) в соответствии с имеющейся базой вероятностных моделей символов.

Шаг 2. Генерируется матрица случайных чисел \mathbf{TR}_{rand} размера $h_i \times Wh_{ij}$, распределенных по равномерному закону в диапазоне $[0 \dots p_{imax}]$, где p_{imax} – максимальное значение вероятности появления информационного пикселя в изображениях символов i -й группы.

Шаг 3. Сравняется поэлементно матрица \mathbf{TR}_{rand} с матрицей \mathbf{p} из базы вероятностных моделей символов в соответствии со следующим выражением:

Если $TR_{rand}(i,j) \geq p(i,j)$, то $TR(i,j) = \text{ИП}$, иначе $TR(i,j) = \text{ФП}$.

Бинарное изображение псевдосимвола получают в результате визуализации полученной матрицы.

Для формирования полутонового изображения псевдосимвола полученное бинарное изображение размывают с помощью фильтра Гаусса. Если необходимо иметь цветное изображение псевдосимвола в цветовом пространстве RGB , то полутоновое изображение принимают за R -составляющую, а составляющие G и B получают поэлементным умножением элемента r_{ij} R -составляющей на величину $(1 + \varepsilon_{ij})$, где ε_{ij} – случайные числа, равномерно распределенные в диапазоне $[-0,2 \dots 0,2]$.

Изображение текстовой области может быть сгенерировано в виде упорядоченного набора изображений символов. Пример сгенерированного изображения ТО представлен на рис. 2.

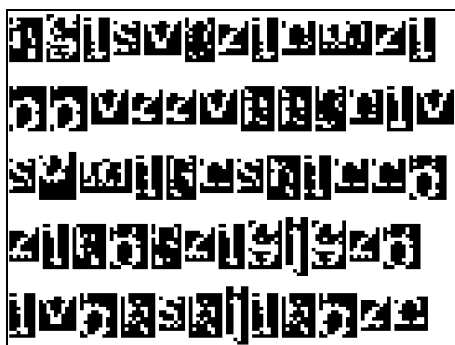


Рис. 2. Результат генерации ТО

Второй этап

На основном этапе производится определение текстовых фрагментов – кандидатов на основе масштабного разложения фрагмента изображения на базе дискретного вейвлет-преобразования и классификации с помощью СНС, выбор ТО-кандидатов и верификация ТО.

Основной этап ИТЛТО реализуется следующим алгоритмом:

Шаг 1. Из исходного изображения выделяется прямоугольный фрагмент.

Шаг 2. Формируется пирамида изображений для выделенного фрагмента. Для этого осуществляется преобразование значений интенсивности фрагмента изображения к диапазону $[-1, 1]$ и выполняется дискретное вейвлет-преобразование с разложением изображения на два уровня.

Шаг 3. Полученный набор пирамид изображений поступает на предварительно обученную сверточную нейронную сеть, которая классифицирует данный участок изображения как содержащий текст (текстовую область) или не содержащий текст – проводится выбор ТО-кандидатов.

Шаг 4. Повторяются шаги алгоритма 1 – 3 (для всего изображения).

Шаг 5. Отобранные области подвергаются верификации по форме и размерам. Формируется список координат текстовых областей, содержащих символы.

Рассмотрим особенности отдельных составляющих ИТЛТО.

Классификация с использованием СНС. Топология сверточной нейронной сети представлена на рис.3. Исходные данные для работы сети формируются из полутонового изображения размером 36×64 пикселя.

На выходе СНС формируется решение: включает ли исходный фрагмент ТО. СНС содержит промежуточный и два сверточных слоя $C1$ и $C2$ (для их создания используются рецептивные матрицы 5×5 и 3×3 пикселя соответственно), два подвыборочных слоя $S1$ и $S2$ (размер рецептивной матрицы 2×2) и два полносвязных слоя $N1$ (4 нейрона) и $N2$ (один нейрон).

В промежуточном слое СНС («Пирамида») выполняется дискретное вейвлет-преобразование (используется вейвлет Хаара) с разложением на два уровня, формируются еще два набора по четыре изображения с размерами 18×32 и 9×16 . В результате исходное изображение представляется одновременно на нескольких уровнях разрешения. Все изображения пирамиды нормируются (представляются в диапазоне $[-1; 1]$).

Слой $C1$ имеет девять сверточных плоскостей (карт), которые группируются согласно каналу изображения. Каждая карта получается в результате обработки пирамиды входных изображений с помощью свертки с маской 5×5 . В качестве функции активации нейронов слоя $C1$ используется гиперболический тангенс. Значение элемента карты вычисляется по формуле (2).

$$X_i^{h,l} = f\left(\sum_{k=1}^{n_l-1} \sum_{j=-\infty}^{\infty} X_{i-j}^{k,l} W_{i-j,i}^{h,k,l} + B_i^{h,l}\right), \quad (2)$$

где f – функция активации; $X_i^{h,l}$ – значение элемента i в карте признаков h слоя l ; n_l – количество карт признаков в слое l ; $B_i^{h,l}$ – значение смещения для элемента i в карте признаков h слоя l ; $W_{i-j,i}^{h,k,l}$ – синаптический вес связи между элементом i в карте признаков h слоя l и элементом $i-j$ карты k слоя $l-1$.

Особенностью подвыборочного слоя $S1$ является то, что он уменьшает в два раза только карту слоя $C1$ размером 32×60 пикселей, остальные остаются неизменными. Слой $C2$ содержит пять сверточных карт, каждая из которых получена с помощью свертки с маской 3×3 некоторых карт слоя $S1$.

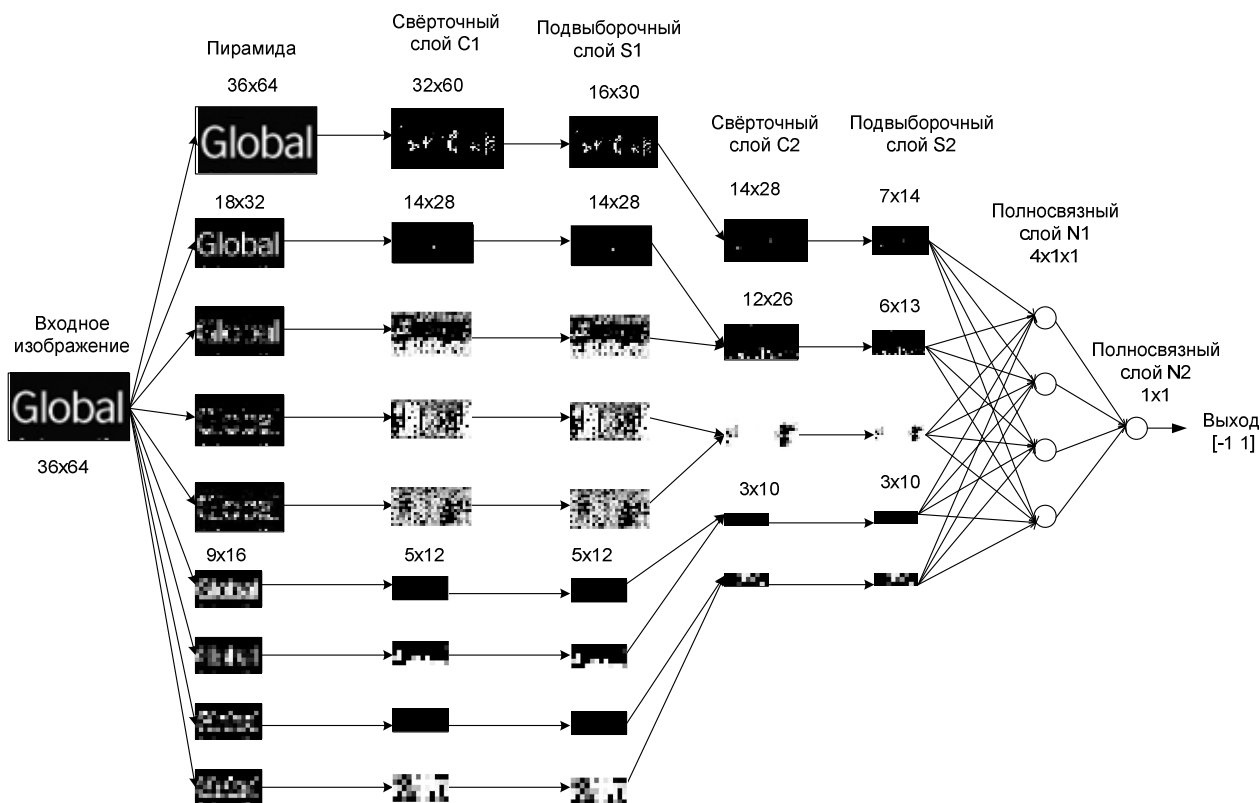


Рис. 3. Топология предложенной СНС

В подвыборочном слое $S2$ карты слоя $C2$ размером 3×10 дублируются, остальные уменьшаются в два раза. Наконец, полносвязные слои $N1$ и $N2$ содержат стандартные сигмоидальные нейроны с функцией активации в виде гиперболического тангенса.

Для локализации текстовых областей на цветном изображении структура сверточной нейронной сети содержит большее количество карт и нейронов по сравнению с рассмотренной выше, так в слое $C1$ вместо 9 карт будет 27 (по 9 на каждый канал цветности R, G, B), в слое $C2$ вместо 5 карт 10, в слое $N1$ вместо 4 нейронов 8, соответственно увеличилось количество карт в подвыборочных слоях $S1$ и $S2$ [12].

Тестирование ИТЛТО. На подготовительном этапе для обучения СНС создана обучающая выборка из 3730 изображений (36×64 пикселя), включающая как изображения, содержащие сгенерированные ТО, так и реальные изображения со сложным фоном с ТО и без.

В режиме локализации текстовых областей на вход предварительно обученной системы локализации подавались реальные изображения. Для оценки качества ИТЛТО

использовалась мера точности [15], которая показывает процент областей, распознанных на изображении как текстовые, по отношению к действительному количеству ТО.

После обучения сети точность классификации изображений обучающей выборки составила 99,9 %, а контрольной выборки – 87,7 %. Пример локализации ТО приведен на рис. 4.

Следует отметить, что такие средства распознавания текста как FineReader 11 и CuneiForm V12 на изображениях со сложным фоном практически не обнаруживали текстовых областей.

Выводы. Разработана информационная технология локализации текста на изображениях со сложным фоном. В основе разработанной информационной технологии лежит предложенный авторами метод локализации текстовых областей на изображениях со сложным фоном на базе сверточной нейронной сети с учетом многомасштабного разложения изображения по вейвлет-базису и обучением на основе вероятностной модели символов.

Использованием сгенерированных моделей ТО при формировании обучающих выбо-

рок уменьшается зависимость качества локализации от количества и особенностей реальных изображений, содержащих ТО, повышается гибкость при создании обучающего набора, увеличивается точность локализации ТО после обучения сверточной нейронной сети.



а



б

Рис. 4. Пример локализации ТО на изображении с применением предложенной ИТЛТО:

а – исходное изображение;

б – результат локализации текстовой области

Проведена проверка работоспособности предложенной ИТ локализации ТО. Точность локализации ТО на изображениях из обучающей выборки составила 99,9 %, а из контрольной выборки – 87,7 %.

Список использованной литературы

1. Андрианов А. И. Локализация текста на изображениях сложных графических сцен /А. И. Андрианов // *Современные проблемы науки и образования*. – 2013. – № 3. URL: www.science-education.ru/109-9311 (дата обращения: 10.10.2014).

2. Coates A., Carpenter B., Case C., Satheesh S., Suresh B., Wang T., Wu D., and Ng A., (2011), Text Detection and Character Recognition in Scene Images with Unsupervised Feature Learning, *The 11th International Con-*

ference on Document Analysis and Recognition (ICDAR), Beijing, China, *IEEE*, pp. 440 – 445. DOI:10.1109/ICDAR.2011.95.

3. Epshtein B., Ofek E., and Wexler Y. Detecting Text in Natural Scenes with Stroke Width Transform, (2010), *23rd IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, San Francisco, CA, *IEEE* vol. V. DOI:10.1109/CVPR.2010.5540041.

4. Kunishige Y., Yaokai F., and Uchida S., (2011), Scenery Character Detection with Environmental Context, *The 11th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, Beijing, China, *IEEE*, pp. 1049 – 1053. DOI:10.1109/ICDAR.2011.212.

5. Uchida S., Shigeyoshi Y., Kunishige Y., and Yaokai F., (2011), A Keypoint-Based Approach Toward Scenery Character Detection, *The 11th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, Beijing, China, *IEEE*, pp. 819 – 823. DOI:10.1109/ICDAR.2011.168.

6. Du Y., Ai H., and Lao S., (2011), Dot Text Detection Based on FAST Points, *The 11th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, Beijing, China, *IEEE* pp. 435 – 439. DOI: 10.1109/ICDAR.2011.94.

7. Jung C., Liu Q.F. and Kim J., (2009), Accurate Text Localization in Images Based on SVM Output Scores, *Image and Vision MA, USA*, Vol.27, pp. 1295 – 1301. DOI:10.1016/j.imavis.2008.11.012.

8. Антощук С. Г. Адаптивна локалізація символічних написів на зображеннях методом вейвлет-аналізу [Текст] / С. Г. Антощук, А. О. Ніколенко, О. Ю. Бабілунга, О. В. Ткаченко // *Вісник Житомирського технол. ун-ту. –Житомир : ЖДТУ,– 2008. – № 4(47). – С. 124 – 130*

9. Николенко А. А. Обнаружение текстовых областей в видео-последовательностях [Текст] / А. А. Николенко, Тьен Т. К. Нгуен // *Искусственный интеллект. – 2012. Донецк : – № 4. ИПИИ. – С. 227 – 234.*

10. Delakis M., and Garcia Cr., (2008), Text detection with convolutional neural networks, *International Conference on Computer Vision Theory and Applications*, <http://liris.cnrs.fr/Documents/Liris-6079.pdf>, pp. 290 – 294.

11. Ніколенко А. О. Метод виявлення текстових областей в відеопослідовності з використанням вейвлет-перетворення [Текст] / А. О. Ніколенко, О. Ю. Бабілуंगा, Тієн Т. К. Нгуєн // XI Всеукраїнська міжнародна конференція «Оброблення сигналів і зображень та розпізнавання образів» (Укр-ОБРАЗ'2012): збірник наукових праць. – К. : МННЦІТС. – 2012. – С. 99 – 102.

12. Ніколенко А. А. Локализация текстовых областей на изображениях с использованием сверточной нейронной сети [Текст] / А. А. Ніколенко, О. Ю. Бабілуंगा, Тьєн Т. К. Нгуєн // Вісник Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут»: збірник наукових праць. Серія : Інформатика та моделювання. – Харків : НТУ «ХПІ». – 2013. – № 19 (992). – С. 121 – 127.

13. Нгуєн Тьєн Т.К. Обнаружение и распознавание текстов на изображениях сложных графических сцен с помощью сверточной нейронной сети [Текст] / Тьєн Т. К. Нгуєн // *Електротехнічні та комп'ютерні системи*. – К. : Техніка. – 2014. – № 13 (89). – С. 125 – 130.

14. Антощук С. Г. Метод локализации текста на изображении с обучением на основе вероятностной модели символов [Текст] / С. Г. Антощук, А. А. Ніколенко, Тьєн Т. К. Нгуєн // *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*. – Хмельницьк : – 2014. – ХНУ. – № 3. – С. 79 – 84.

15. Вежневек В. Оценка качества работы классификаторов / В. Вежневек // *Компьютерная графика и мультимедиа*. – 2006. – Вып. №4(1).

URL: <http://cgm.computergraphics.ru/content/view/106> (дата обращения: 12.09.2012).

Получено 02.11.2014

References

1. Andrianov A.I. Lokalizatsiya teksta na izobrazheniyah slozhnyih graficheskikh stsen, [Text Localization in Images of Complex Graphical Scenes], (2013), *Sovremennyye Problemyi Nauki i Obrazovaniya*, 3. URL: www.science-education.ru/109-9311 (In Russian).

2. Coates A., Carpenter B., Case C., Satheesh S., Suresh B., Wang T., Wu D., and Ng A., (2011), Text Detection and Character Recognition in Scene Images with Unsupervised Feature Learning, *The 11th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, pp. 440 – 445.

3. Epshtein B., Ofek E. and Wexler Y. (2010), Detecting Text in Natural Scenes with Stroke Width Transform, *23rd IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Vol. V.

4. Kunishige Y., Yaokai F., and Uchida S. (2011), Scenery Character Detection with Environmental Context, *The 11th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, pp. 1049 – 1053.

5. Uchida S., Shigeyoshi Y., Kunishige Y., and Yaokai F., (2011), A Keypoint-Based Approach Toward Scenery Character Detection, *The 11th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, pp. 819 – 823.

6. Du Y., Ai H., and Lao S. (2011), Dot Text Detection Based on FAST Points, *The 11th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, pp. 435 – 439.

7. Jung C., Liu Q. F., and Kim J. Accurate Text Localization in Images Based on SVM Output Scores, 2009. *Image and Vision Computing*, vol. 27, pp. 1295 – 1301.

8. Antoschuk S.G., Nikolenko A.O., Babilunga O.Yu., and Tkachenko O.V. Adaptivna lokalizatsiya simvolnih napisiv na zobrazhennyah metodom veyvlet-analizu, [Adaptive Localization of Character Information at the Images by Wavelet-Analysis Method], (2008), *Visnik Zhitomirskogo Tehnol. Un-tu*, 4(47), pp. 124 – 130 (In Ukrainian).

9. Nikolenko A.A., and Nguyen Tien T. K. Obnaruzhenie tekstovyyih oblastey v videoposledovatelnostyah, [Text Regions Detection in Video Frames], (2012), *Iskusstvennyiy Intellekt*, 4, pp. 227 – 234 (In Russian).

10. Delakis M., and Garcia Cr., (2008), Text Detection with Convolutional Neural Networks, *International Conference on Computer Vision Theory and Applications*, pp. 290 – 294.

11. Nikolenko A.O., Babilunga O.Yu., and Nguyen Tien T.K. Metod vyivlennia

tekstovykh oblastei v videoposlidovnosti z vykorystanniam veivlet-peretvorennia, [Method of Detecting Text areas in Video Sequences using Wavelet Transform], (2012), *XI Vseukrainska Mizhnarodna Konferentsiia "Obroblennia Ssyhnaliv i Zobrazhen ta Rozpiznavannia Obraziv" (UkrOBRAZ'2012)*, *Zbirnyk Naukovykh Prats*, Kiev, Ukraine, *MNNTsITS*, pp. 99 – 102. (In Ukrainian)

12. Nikolenko A.A., Babilunga O.Yu., and Nguyen Tien T.K. Lokalizatsiya tekstovykh oblastey na izobrazheniyah s ispolzovaniem svertochnoy neyronnoy seti, [Localization of the Text area on the Images using a Convolution Neural Network], (2013), *Visnik Natsionalnogo Tehnichnogo Universitetu "Harkivskiy Politehnichniy Institut"*. *Zbirnik Naukovih Prats. Seriya: Informatika ta Modelyuvannya, Harkiv: NTU "HPP"*, 19 (992), pp. 121 – 127 (In Russian).

13. Nguyen Tien T.K. Obnaruzhenie i raspoznavanie tekstov na izobrazheniyah slozhnykh graficheskikh stsen s pomoschy svertochnoy neyronnoy seti, [Text Detection and Character Recognition in Images of Complex Graphic Scenes using Convolution Neural Networks], (2014), *Elektrotehn. ta Komp'yut. Sistemi*, 13 (89), pp.125 – 130 (In Russian).

14. Antoschuk S.G., Nikolenko A.A., and Nguyen Tien T.K. Metod lokalizatsiyi teksta na izobrazheniyi s obucheniem na osnove veroyatnostnoy modeli simvolov, [Text Localization Method on Image with Training Based on Characters Probabilistic Models], (2014), *Vymiryvalna ta Obchislyvalna Tekhnika v Tekhnolo-gichnykh Protsesakh*, No. 3, pp. 79 – 84 (In Russian).

15. Vezhnevets V., Otsenka kachestva roboty klassifikatorov, [Classifier Performance Evaluation], (2006), *Kompyuternaya Grafika i Multimedia*, 2006, 4.

URL: <http://cgm.computergraphics.ru/content/view/106> (In Russian).



Антощук
Светлана Григорьевна,
д-р техн. наук, проф.
Одесского нац. политехн.
ун-та, директор ин-та
компьютерных систем,
8-048-705-8525.
E-mail:
asg@ics.opu.ua



Николенко
Анатолий Александрович
канд. техн. наук, доц. каф.
информационных систем
Одесского нац. политехн.
ун-та,
тел. 8-048-705-8356.
E-mail:
anatolyn@ukr.net



Нгуен Тьен Тхи Кхань,
аспирантка каф. инфор-
мационных систем
Одесск. нац. политехн.
ун-та,
тел. 705-8356.
E-mail:
ktien85@ukr.net